

Исследование алгоритма обнаружения детерминированных аномалий на сложных изображениях с помощью дважды стохастической модели

Н. А. Андриянов^{1,2} ✉, Ю. Н. Гаврилина¹

¹ Ульяновский государственный технический университет,
Россия, 432027, г. Ульяновск, ул. Северный Венец, 32

² Ульяновский институт гражданской авиации
имени Главного маршала авиации Б.П. Бугаева,
Россия, 432071, г. Ульяновск, ул. Можайского, 8/8

✉ e-mail: nikita-and-nov@mail.ru

Аннотация

В статье предложен алгоритм обнаружения детерминированных аномалий на фоне спутниковых изображений со сложной структурой, содержащих в себе сочетание нескольких природных объектов. Для описания таких изображений предложены дважды стохастические модели случайных полей, обеспечивающие формирование неоднородных изображений. Эффективность алгоритма оценивается по вероятности правильного обнаружения в различных условиях действия помех. Представлены зависимости вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум при различных порогах. Исследования эффективности обнаружения выполнены для имитированных изображений и реальных изображений. Полученные результаты сравниваются с алгоритмом на базе авторегрессионных случайных полей. Показано, что предложенный алгоритм обеспечивает выигрыш в смысле уменьшения отношения сигнал/шум для достижения заданной вероятности правильного обнаружения.

Ключевые слова

обнаружение аномалий, эффективность обнаружения, дважды стохастические модели, обработка изображений, случайные поля

Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта Российского фонда фундаментальных исследований в рамках Проекта №18-31-00056 мол_а.

Для цитирования

Андриянов Н. А., Гаврилина Ю. Н. Исследование алгоритма обнаружения детерминированных аномалий на сложных изображениях с помощью дважды стохастической модели. *Ural Radio Engineering Journal*. 2020;4(1):18–32. DOI: 10.15826/urej.2020.4.1.002

Investigation of the algorithm for detecting deterministic anomalies in complex structure images using a doubly stochastic model

N. A. Andriyanov^{1, 2} ✉, Yu. N. Gavrilina¹

¹ Ulyanovsk State Technical University, 32, Severny Venets St., Ulyanovsk, 432027, Russia

² Ulyanovsk Civil Aviation Institute named after the Chief Marshal of Aviation B.P. Bugaev, 8/8, Mozhaitskogo St., Ulyanovsk, 432071, Russia

✉ e-mail: nikita-and-nov@mail.ru

Abstract

The article proposes an algorithm for detecting deterministic anomalies against the background of satellite images with a complex structure, containing a combination of several natural objects. To describe such images, doubly stochastic models of random fields are proposed, which provide the formation of inhomogeneous images. The effectiveness of the algorithm is estimated by the probability of correct detection under various conditions of the interference. The dependences of the probability of the correct detection on the signal-to-noise ratio at various thresholds are presented. We present the detection efficiency studies on simulated and real images. The results are compared with the algorithm based on autoregressive random fields. We demonstrate that the proposed algorithm provides the efficacy in reducing the signal-to-noise ratio to achieve the given probability of the correct detection.

Keywords

anomaly detection, detection efficiency, doubly stochastic models, image processing, random fields

Acknowledgements

This work was supported by a grant from the Russian Foundation for Basic Research, Project No. 18-31-00056 mol_a.

For citation

Andriyanov N. A., Gavrilina Yu. N. Investigation of the algorithm for detecting deterministic anomalies in complex structure images using a doubly stochastic model. *Ural Radio Engineering Journal*. 2020;4(1):18–32. DOI: 10.15826/urej.2020.4.1.002

Введение

Дистанционное зондирование Земли из космоса, как и с помощью аэросъемки, сегодня широко распространено. Существуют системы, проводящие регистрацию земной поверхности в десятках и сотнях спектральных диапазонов. Результатом их работы являются многомерные массивы данных, обработка которых представляет значительный интерес [1–5]. В ка-

честве примера прикладных задач обработки таких снимков можно привести актуальные задачи мониторинга территорий, предотвращения лесных пожаров, обнаружения утечек нефти в океанах, анализа сельскохозяйственных массивов и т. п. Таким образом, крайне важным в настоящее время является наличие эффективных алгоритмов обработки многомерных данных для автоматизации процесса решения указанных задач. Важнейшее место в обработке спутниковых снимков занимает обнаружение аномальных явлений: неопознанных объектов на охраняемых территориях, очагов пожаров в лесах, пятен нефти в океанах и заражения сельскохозяйственных культур в полях.

Одним из вариантов отработки различных алгоритмов обработки изображений является использование математических моделей изображений, полученных в том числе и с обобщением из одномерного случая [6; 7]. Тем не менее, природа реальных изображений настолько разнообразна, что универсального способа описания не существует. В частности, некоторые модели хорошо могут описывать снимки, содержащие однородную поверхность (лес, поле, вода), но для случая, если на снимке присутствует множество различных природных объектов, они не подходят. Проведенный анализ показывает, что известные математические модели изображений не позволяют адекватно описывать сложный неоднородный реальный материал. А ярко выраженная пространственная неоднородность – одна из ключевых характеристик спутниковых изображений с высоким разрешением. Это объясняется существованием множества форм и текстур объектов разной природы, которые наблюдаются из космоса. Действительно, практически любой спутниковый снимок поверхности Земли содержит изображения разных объектов, например, реки, леса, городских построек, сельскохозяйственных угодий и т. д. Визуальные характеристики этих объектов существенно отличаются друг от друга.

Таким образом, описание сложных структур на изображениях значительно усложняет задачу обнаружения. В настоящей работе предлагается для обнаружения аномальных явлений на изображениях использовать модели, которые позволяют формировать изображения со сложной структурой. Примером таких моделей является дважды стохастическая модель, параметры которой не представляют сами собой постоянные величины, а изменяются в каждой точке многомерного кадра изображения [8; 9]. В статье рассмотрим такую модель подробнее, а также характеристики обнаружения аномалий на фоне изображений, порождаемых дважды стохастической моделью.

Краткий обзор алгоритмов обнаружения аномалий на фоне коррелированных помех

При обнаружении сигналов [10–12] чаще всего используют модель наблюдения, представляющую смесь коррелированного фона с некоррелированной помехой

$$z_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}, \quad \bar{j} \in G, \quad (1)$$

где $x_{\bar{j}}$ – изображение подстилающей поверхности с заданными корреляционными характеристиками; $\theta_{\bar{j}}$ – пространственный белый шум.

Если на коррелированном фоне имеется полезный сигнал или аномалия, то наблюдения запишутся в виде:

$$z_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} + s_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}, \quad \bar{j} \in G_0, \quad z_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}, \quad \bar{j} \notin G_0, \quad (2)$$

где G_0 – область, для которой возможно появление полезного сигнала $s_{\bar{j}}$, $\bar{j} \in G_0$.

Обнаружение реализуется в два этапа. Сначала необходимо максимально ослабить коррелированный фон, затем собственно произвести обнаружение замешенного сигнала на полученном изображении.

Для того, чтобы ослабить коррелированный фон, необходимо выполнить вычитание из \bar{i} -го отсчета информационного поля $X(\bar{i})$ прогноза $\hat{X}(\bar{i})$, который строится на базе наблюдений из окрестности отсчета. Для вычисления прогноза $\hat{X}(\bar{i})$ применяют предсказание по линейному алгоритму:

$$\hat{X}(\bar{i}) = \sum_{\bar{j} \in M} a(\bar{j})x(\bar{i} - \bar{j}), \quad (3)$$

где M – область предсказания; $a(\bar{j})$ – весовые коэффициенты. Выбор наилучших коэффициентов $a(\bar{j})$ осуществляется, исходя из условия минимума дисперсии ошибки прогнозирования.

В ряде задач можно считать заданными условные плотности распределения вероятностей (ПРВ) наблюдений $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_0)$ и $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_1)$, где H_0 и H_1 – соответственно гипотезы об отсутствии или присутствии сигнала или аномалии, которые необходимо обнаружить, в исследуемой области. Оценка ПРВ $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_0)$ и $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_1)$ выполняется либо параметрическими методами в случае достаточности априорных знаний, либо непараметрическими [13]. Такие методы используют нормальное распределение для аппроксимации данных. Для этого выполняется оценка среднего значения и ковариации. Тогда получение решения задачи обнаружения сигнала возможно в случае нахождения отношения правдоподобия $L = w(\{z_{\bar{j}}\} / H_1) / w(\{z_{\bar{j}}\} / H_0)$ и его сравнении с пороговым значением. Обычно ПРВ $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_1)$ и $w(\{z_{\bar{j}}\} / H_0)$ аппроксимируют гауссовыми распределениями:

$$w(\{z_{\bar{j}}\} / H_{0,1}) \cong \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sqrt{\det V}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (z_{\bar{j}} - m_{0,1\bar{j}}) V_{\bar{j}\bar{k}}^{-1} (z_{\bar{j}} - m_{0,1\bar{j}}) \right\}, \quad (4)$$

где $m_{1\bar{j}} = M\{z_{\bar{j}} / Z_0, H_1, s\} = s_{\bar{j}} + \tilde{x}_{\bar{j}}; \quad m_{0\bar{j}} = M\{z_{\bar{j}} / Z_0, H_0\} = \tilde{x}_{\bar{j}};$
 $\tilde{x}_{\bar{j}} = M\{x_{\bar{j}} / Z_0\}$ – оптимальный (в смысле минимума дисперсии ошибки) прогноз случайного поля (СП), сделанный на основе всех наблюдений Z_0 , в которых полезный сигнал заведомо отсутствует (прогноз в область G_0); $V_{\bar{j}\bar{k}} = M\{(z_{\bar{j}} - m_{0,1\bar{j}})(z_{\bar{k}} - m_{0,1\bar{k}})\} = P_{\bar{j}\bar{k}} + \sigma_{\theta}^2 E_{\bar{j}\bar{k}},$
 $P_{\bar{j}\bar{k}} = M\{(x_{\bar{j}} - \hat{x}_{\bar{j}})(x_{\bar{k}} - \hat{x}_{\bar{k}})\}$ – ковариационная матрица ошибок при оптимальном прогнозировании; $E_{\bar{j}\bar{k}}$ – единичная матрица; $s_{\bar{j}}$ – значение полезного сигнала в точке с координатами \bar{j} .

Тогда можно записать следующее оптимальное правило обнаружения сигнала [14]:

$$L = \sum_{\bar{j}} \sum_{\bar{k} \in G_0} s_{\bar{j}} V_{\bar{j}\bar{k}}^{-1} (z_{\bar{k}} - \tilde{x}_{\bar{j}}) \begin{cases} > L_0 - \text{есть сигнал,} \\ \leq L_0 - \text{нет сигнала.} \end{cases} \quad (5)$$

Правило (5) достаточно сложно реализуемо, поскольку прогнозирование в большую область требует больших вычислительных затрат. Однако (5) можно заменить более простым правилом, которое базируется на статистике [14]:

$$L = \sum_{\bar{k}} \sum_{\bar{j} \in G_0} s_{\bar{k}} V_{\bar{k}\bar{j}}^{-1} (z_{\bar{j}} - \tilde{x}_{\bar{j}}) \begin{cases} > L_0 - \text{сигнал есть,} \\ \leq L_0 - \text{сигнала нет.} \end{cases} \quad (6)$$

где $\tilde{x}_{\bar{j}}$ – оптимальный прогноз, сделанный на основе всех наблюдений, кроме $z_{\bar{j}}$ (прогноз в точку); $V_{\bar{k}\bar{j}} = P_{\bar{j}\bar{k}} + \sigma_{\theta}^2 E_{\bar{j}\bar{k}};$
 $P_{\bar{j}\bar{k}} = M\{\varepsilon_{\bar{j}} \varepsilon_{\bar{k}}\}$ – ковариационная матрица ошибок $\varepsilon_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} - \tilde{x}_{\bar{j}}.$

Однако предложенные алгоритмы вызывают сложности при попытке анализа эффективности обнаружения. В литературе рассмотрена более удобная процедура обнаружения сигналов, которые могут иметь протяженную форму [15]. В алгоритме учитывается связь тензоров оценок $\tilde{x}_{\bar{j}} = \tilde{x}_{\bar{j}} + P_{\bar{k}\bar{j}} V_{\theta}^{-1} (z_{\bar{j}} - \tilde{x}_{\bar{j}}), \quad \bar{j} \in G_0,$ где $\tilde{x}_{\bar{j}}$ – оптимальная оценка СП в области, сделанная на основе всех наблюдений $z_{\bar{k}}, \quad \bar{k} \in G_0;$ $P_{\bar{k}\bar{j}}$ – ковариационная матрица ошибок фильтрации. Наконец, правило обнаружения принимает следующий вид

$$L = \sum_{\bar{j}} \sum_{\bar{k}} s_{\bar{j}} V_{\theta\bar{j}\bar{k}}^{-1} (z_{\bar{k}} - \tilde{x}_{\bar{k}}) \begin{cases} > L_0 - \text{есть сигнал,} \\ \leq L_0 - \text{нет сигнала,} \end{cases} \quad (7)$$

где $V_{\theta\bar{j}\bar{k}}$ – диагональная матрица со значениями $\sigma_{\theta}^2.$

Используемые в (7) оценки \tilde{x} представляют собой оптимальные (по минимуму дисперсии) линейные оценки, если сигнал отсутствует.

Таким образом, данный алгоритм требует не только аппроксимации гауссовыми распределениями, но и наличия оптималь-

ного фильтра для коррелированного СП в виде фона. Поскольку такой обнаружитель может быть реализован без значительных вычислительных затрат при нахождении ковариационных матриц ошибок прогнозирования, то его выгодно применять как при решении задач автоматической обработки изображений, так и для вероятностного анализа эффективности обнаружения. При этом пороговое значение L_0 рассчитывается, исходя из следующего равенства:

$$P_F = \int_{L_0}^{\infty} w(L/H_0) dL = 0.5 - \Phi_0 \left(\frac{L_0 - M\{L/H_0\}}{\sqrt{D\{L/H_0\}}} \right). \quad (8)$$

Вероятность правильного обнаружения находится из выражения:

$$P_D = \int_{L_0}^{\infty} w(L/H_1) dL = 0.5 + \Phi_0 \left(\frac{M\{L/H_1\} - L_0}{\sqrt{D\{L/H_1\}}} \right), \quad (9)$$

где

$$\begin{aligned} M\{L/H_1\} &= D\{L/H_0\} = D\{L/H_1\} = \\ &= \sum_{\bar{j}} \sum_{\bar{k} \in G_0} \frac{1}{\sigma_{\theta}^2} s_{\bar{k}} s_{\bar{j}} - \sum_{\bar{j}} \sum_{\bar{k} \in G_0} \frac{1}{\sigma_{\theta}^4} s_{\bar{k}} P_{\bar{k}\bar{j}} s_{\bar{j}}; \end{aligned}$$

$$M\{L/H_0\} = 0; \quad \Phi_0(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt;$$

P – ковариационная матрица ошибок фильтрации $\varepsilon_{\bar{k}} = x_{\bar{k}} - \tilde{x}_{\bar{k}}$.

Величину порогового сигнала $s_{\bar{j}}$, которая обеспечивает требуемое значение вероятности правильного обнаружения P_D в случае, когда задана вероятность ложной тревоги $P_F(L_0)$, можно определить по формуле [16]:

$$\begin{aligned} \Delta &= \frac{M\{L/H_1\} - M\{L/H_0\}}{\sqrt{D\{L/H_1\}}} = \\ &= \sqrt{\frac{1}{\sigma_{\theta}^2} \sum_{\bar{j}} s_{\bar{j}} s_{\bar{j}} - \frac{1}{\sigma_{\theta}^4} \sum_{\bar{k}\bar{j}} s_{\bar{k}} P_{\bar{k}\bar{j}} s_{\bar{j}}} \geq \frac{\lambda}{2} + \sqrt{\frac{\lambda^2}{4} + L_0}, \end{aligned} \quad (10)$$

где λ – квантиль стандартного нормального распределения уровня $P_D = 0.5 + \Phi_0(\lambda)$,

$$\frac{M\{L/H_1\} - L_0}{\sqrt{D\{L/H_1\}}} \geq \lambda.$$

В частности, если $P_D = 0.5$, то $\lambda(P_D) = 0$ и $\Delta = \sqrt{L_0}$.

Таким образом, обнаружитель (7) может быть взят за основу при разработке алгоритма для дважды стохастических моделей.

Дважды стохастическая модель

Пусть имеется дважды стохастическая модель многомерного СП, которая записана с помощью выражений

$$\begin{aligned} x_{\bar{i}} &= \alpha_{\bar{i}} + \sum_{\bar{j} \in D_{\bar{i}}} \rho_{\bar{i}, \bar{j}} x_{\bar{i}-\bar{j}} + \beta_{\bar{i}} \xi_{\bar{i}}, \quad \bar{i}, \bar{j} \in \Omega, \\ \rho_{\bar{i}, \bar{j}} &= \sum_{\bar{l} \in D_{\rho_{\bar{i}\bar{j}}}} r_{\bar{i}, \bar{j}} \rho_{\bar{i}-\bar{l}, \bar{j}} + \gamma_{\bar{i}, \bar{j}} \zeta_{\bar{i}, \bar{j}}, \\ \alpha_{\bar{i}} &= \sum_{\bar{l} \in D_{\alpha_{\bar{i}}}} r_{\alpha \bar{l}, \bar{j}} \alpha_{\bar{i}-\bar{j}} + \gamma_{\alpha \bar{i}} \zeta_{\alpha \bar{i}}, \\ \beta_{\bar{i}} &= \sum_{\bar{l} \in D_{\beta_{\bar{i}}}} r_{\beta \bar{l}, \bar{j}} \beta_{\bar{i}-\bar{j}} + \gamma_{\beta \bar{i}} \zeta_{\beta \bar{i}}. \end{aligned} \quad (11)$$

Здесь $\alpha_{\bar{i}}$ – некоторый параметр, выступающий в качестве среднего значения основного СП, реализованного с помощью СП с корреляционными параметрами r_{α} и полем аддитивных белых добавок ζ_{α} с дисперсиями γ_{α} ; $\beta_{\bar{i}}$ – некоторый нормирующий параметр, выступающий в качестве нормирующего коэффициента дисперсии основного СП, реализованного с помощью СП с корреляционными параметрами r_{β} и полем аддитивных белых добавок ζ_{β} с дисперсиями γ_{β} ; $\xi_{\bar{i}}$ – поле гауссовых случайных величин с единичной дисперсией и нулевым математическим ожиданием.

Однако вместо (11) при описании двумерных изображений можно использовать более простое уравнение

$$\begin{aligned} x_{ij} &= \rho_{xij} x_{i-1,j} + \rho_{yij} x_{i,j-1} - \rho_{xij} \rho_{yij} x_{i-1,j-1} + \sigma_x \sqrt{(1-\rho_{xij}^2)(1-\rho_{yij}^2)} \xi_{ij}, \\ \tilde{\rho}_{xij} &= r_{1x} \tilde{\rho}_{x(i-1)j} + r_{2x} \tilde{\rho}_{xi(j-1)} - r_{1x} r_{2x} \tilde{\rho}_{x(i-1)(j-1)} + \sigma_{\rho_x} \sqrt{(1-r_{1x}^2)(1-r_{2x}^2)} \zeta_{\rho_{xij}}, \\ \tilde{\rho}_{yij} &= r_{1y} \tilde{\rho}_{y(i-1)j} + r_{2y} \tilde{\rho}_{yi(j-1)} - r_{1y} r_{2y} \tilde{\rho}_{y(i-1)(j-1)} + \sigma_{\rho_y} \sqrt{(1-r_{1y}^2)(1-r_{2y}^2)} \zeta_{\rho_{yij}}. \end{aligned} \quad (12)$$

Здесь r_{1x} , r_{2x} , r_{1y} , r_{2y} – корреляционные параметры по строке и по столбцу, используемые для генерации СП параметров основной модели ρ_x и ρ_y ; σ_x , σ_{ρ_x} , σ_{ρ_y} – дисперсии основного СП и СП корреляционных параметров; ξ , ζ_{ρ_x} , ζ_{ρ_y} – гауссовы случайные величины с нулевым средним и единичной дисперсией.

Выражение (12) необходимо дополнительно преобразовать путем добавления постоянного среднего значения корреляции по строке и столбцу

$$\begin{aligned} \rho_{xij} &= \tilde{\rho}_{xij} + m_{\rho_x}, \\ \rho_{yij} &= \tilde{\rho}_{yij} + m_{\rho_y}. \end{aligned} \quad (13)$$

Описанная модель будет использована для генерации коррелированного фона при решении задач обнаружения протяженных сигналов.

Анализ эффективности обнаружения

При обнаружении будем использовать (7) с учетом (12, 13). Пусть необходимо обнаружить протяженный сигнал. Исследования будем проводить для различных отношений сигнал/шум и вероятностей ложной тревоги. При этом исходные данные задачи обнаружения следующие: размер изображения – 50×50 , размер сигнала – 2×2 , корреляция СП, формирующих параметры модели, – $r_{1x} = r_{2x} = r_{1y} = r_{2y} = 0.9$, дисперсии СП, формирующих параметры модели – $\sigma_{px}^2 = 0.0025$ и $\sigma_{py}^2 = 0.0016$, коэффициенты, отвечающие за среднее значение корреляции по строке и по столбцу в основной модели – $m_{px} = m_{py} = 0.9$. Сигнал моделировался и обнаруживался $N = 10\,000$ раз для каждого отношения сигнал/шум и вероятности ложной тревоги. Следует отметить, что выигрыш дважды стохастических моделей в среднем составил 10–20 % по сравнению с авторегрессионными. На рис. 1 для лучшего восприятия представлены графики зависимости только для дважды стохастических моделей СП.

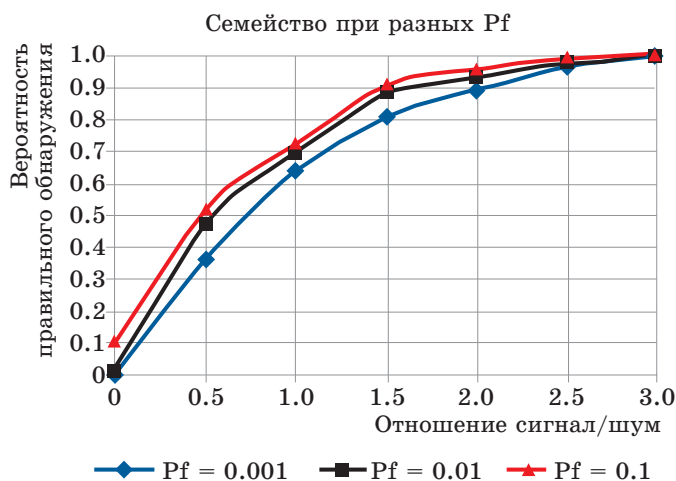


Рис. 1. Вероятность правильного обнаружения протяженного сигнала при различных значениях вероятности ложной тревоги

Fig. 1. The probability of correct detection of an extended signal at different values of the probability of false alarm

Как видно из кривых на рис. 1, можно добиться повышения эффективности обнаружения либо увеличивая отношение сигнал/шум, либо повышая вероятность ложной тревоги, что

увеличит и число ложных срабатываний. Это объясняется тем, что увеличение вероятности ложной тревоги приводит к снижению порога. Таким образом, обнаружитель срабатывает «положительно» чаще.

На рис. 2 представлены 2 случая: *I* – сигнал квадратной формы значительно отличается от локального окружения и обнаруживается, *II* – сигнал квадратной формы принят за локальное окружение и не обнаружен.

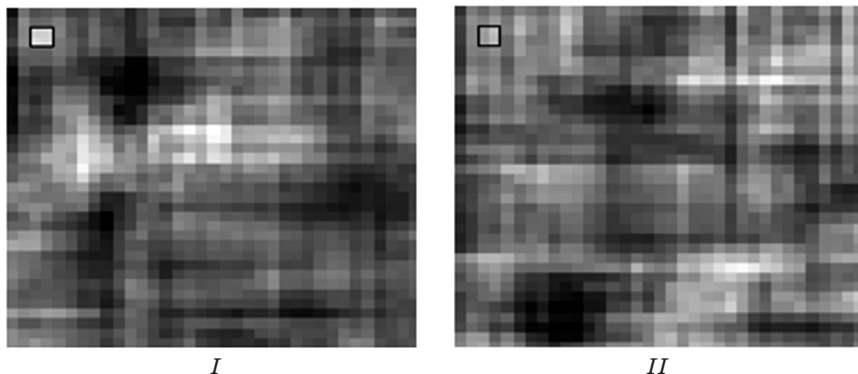


Рис. 2. Пример обнаруженного (*I*) и не обнаруженного (*II*) сигналов
Fig. 2. Example of detected (*I*) and undetected (*II*) signals

Далее было сформировано одно СП, которое используется для формирования параметров корреляции основного СП. При этом исследовались случаи обнаружения для разных средних корреляций (одинаковых по строке и столбцу) и разных дисперсиях в СП для формирования параметров. Полученные характеристики обнаружения приведены на рис. 3. Для каждого случая отношение сигнал/шум равно 1, статистическое моделирование выполнено $N = 10\,000$ раз.

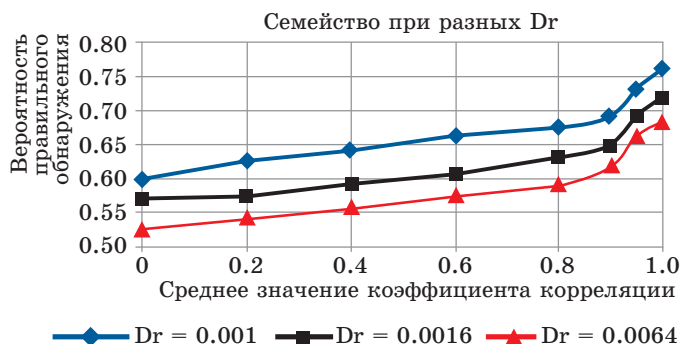


Рис. 3. Зависимость вероятности правильного обнаружения от среднего значения коэффициента корреляции

Fig. 3. Dependence of the probability of correct detection on the average value of the correlation coefficient

Из кривых на рис. 3 очевидно, что эффективность обнаружения значительно возрастает для более коррелированных СП. Также влияет на характеристики обнаружения разброс корреляционных параметров. Наибольшие вероятности правильного обнаружения получены для минимального значения дисперсии СП для формирования параметров.

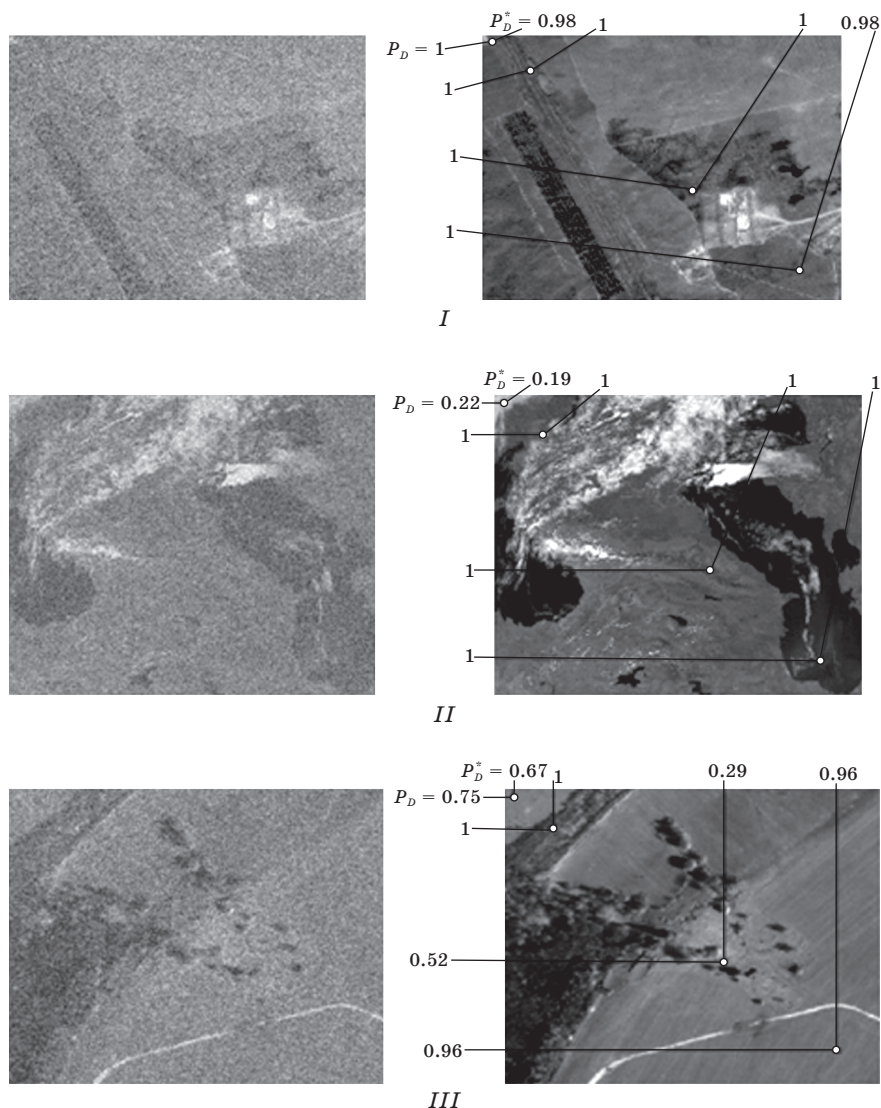


Рис. 4. Зашумленные изображения (слева) и исходные изображения (справа) с вероятностями правильного обнаружения квадратного сигнала

Fig. 4. Noisy images (left) and source images (right) with probabilities of correct detection of a square signal

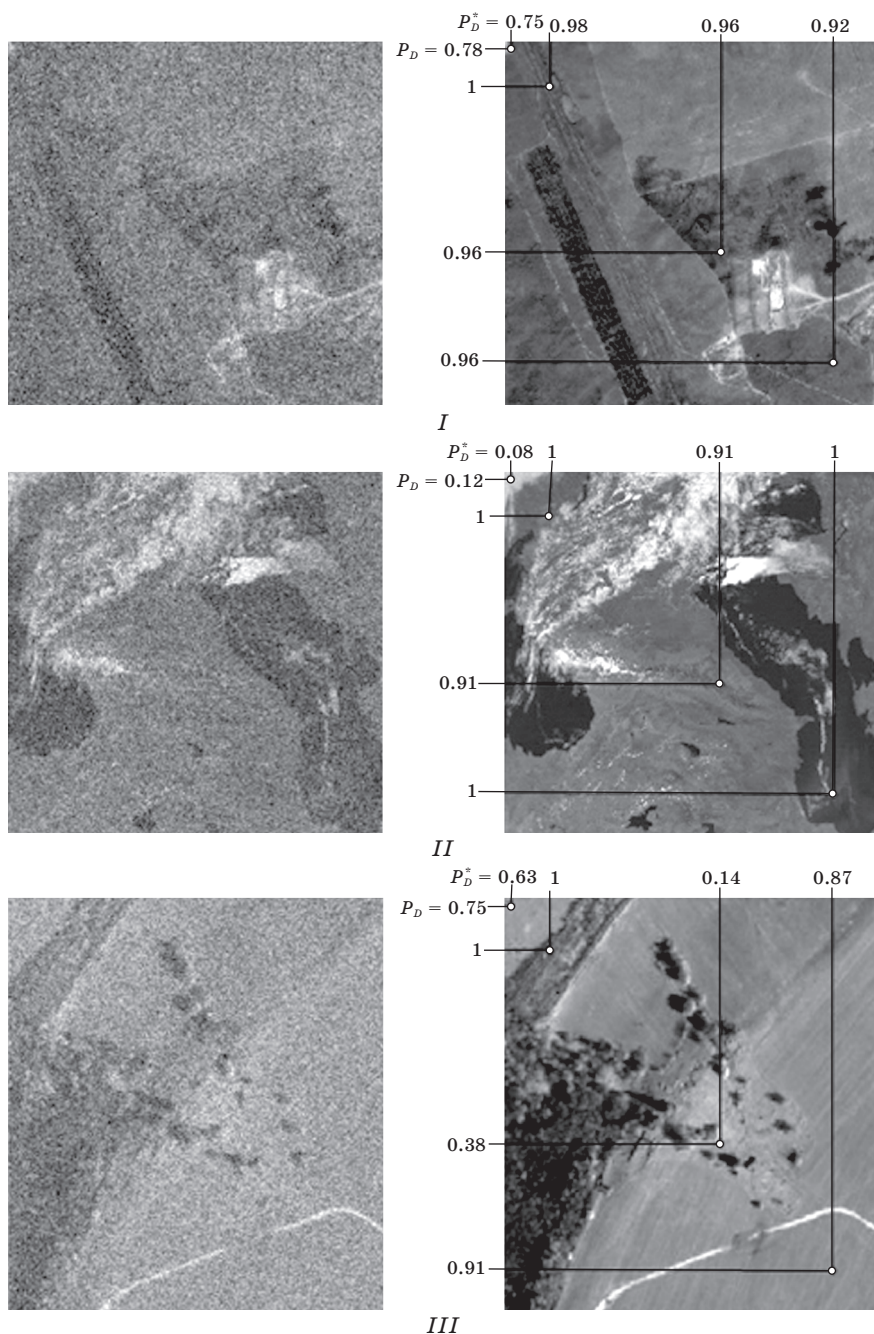


Рис. 5. Зашумленные изображения (слева) и исходные изображения (справа) с вероятностями правильного обнаружения круглого сигнала

Fig. 5. Noisy images (left) and source images (right) with probabilities of correct detection of a round signal

Ранее исследования были выполнены для имитируемых изображений. Однако особый интерес представляет обработка реальных снимков. Рассмотрим работу предложенного алгоритма обнаружения для трех реальных изображений. Кроме того, был добавлен аномальный сигнал круглой формы.

Рис. 4 и 5 демонстрируют расположение детерминированных протяженных аномалий в форме квадрата и круга на реальных изображениях, а также вероятность их правильного обнаружения в 10 000 реализаций алгоритмов на основе дважды стохастической (сбоку) и авторегрессионной моделей (сверху). Все изображения имеют размер 250x250, а искажения происходят при добавлении белого гауссового шума с единичной дисперсией. Сторона квадрата равна 4 пикселям, а радиус круга – 3. Отсчеты яркости изображения перед обработкой нормируются таким образом, чтобы они имели единичную дисперсию.

Полученные значения вероятностей правильного обнаружения позволяют сделать вывод о том, что алгоритм на базе дважды стохастической модели адаптируется более гибко под реальные изображения. Более того, в силу большей площади сигналов квадратной формы их обнаружение всегда было не хуже, чем обнаружение круглых сигналов. Для имеющихся типов изображений медианное значение работы алгоритмов на базе дважды стохастической модели порядка 80–90 %, что вполне приемлемо для первичной обработки.

Заключение

Установлен средний выигрыш (10–20 %), получаемый при использовании алгоритмов обнаружения, основанных на дважды стохастических моделях СП по сравнению с моделями на базе авторегрессионных СП. Получены зависимости для различных параметров моделей, а также выполнен анализ эффективности на реальных изображениях. Исследованы характеристики обнаружения при различных параметрах моделей и в зависимости от отношения сигнал/шум. Эффективность обнаружения на реальных снимках составила порядка 80–90 %.

Список литературы

1. Васильев К. К., Дементьев В. Е. *Представление и обработка спутниковых многозональных изображений*. Ульяновск: УлГТУ; 2017. Режим доступа: <http://venec.ulstu.ru/lib/disk/2017/206.pdf>
2. Денисова А. Ю., Сергеев В. В. Идентификация линейной модели наблюдения изображений, получаемых при дистанционном зондировании Земли, с использованием геоинформационных данных. *Компьютерная оптика*. 2015;39(4):557–563. Режим доступа: <http://www.computeroptics.smr.ru/KO/PDF/KO39-4/390416.pdf>

3. Ташлинский А. Г. *Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений*. Ульяновск: УлГТУ; 2000. Режим доступа: http://tk.ulstu.ru/lib/books/deform_1.pdf

4. Васильев К. К., Дементьев В. Е., Андриянов Н. А. Анализ эффективности нелинейной фильтрации многозональных спутниковых изображений и их последовательностей. В: *Интеллектуализация обработки информации: тезисы докладов 12-й Междунар. конф., Москва, Газета (Италия), 8–12 окт. 2018 г.* М.: ТОРУС ПРЕСС; 2018. С. 136–137. DOI: 10.30826/IDP201862

5. Андриянов Н. А. Программный комплекс обнаружения детерминированных сигналов на имитированных изображениях. В: *Актуальные проблемы физической и функциональной электроники: материалы 21-й Всероссийской молодежной научной школы-семинара, Ульяновск, 4–6 дек. 2018 г.* Ульяновск; 2018. С. 100–102.

6. Андриянов Н. А., Гаврилина Ю. Н. Численный метод оценки вероятностных параметров сигнала, имитируемого дважды стохастической моделью. В: *Актуальные проблемы физической и функциональной электроники: материалы 21-й Всероссийской молодежной научной школы-семинара, Ульяновск, 4–6 дек. 2018 г.* Ульяновск; 2018. С. 103–105.

7. Андриянов Н. А., Гаврилина Ю. Н. Псевдоградиентный поиск разрывов в сигнале и адаптивная фильтрация такого сигнала. *Радиоэлектронная техника*. 2018;(1):136–138.

8. Андриянов Н. А., Кутузов В. И. Применение алгоритма обнаружения одномерных протяженных аномалий к смешанным моделям случайных полей. *Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем*. 2016;(1):123–127.

9. Васильев К. К., Дементьев В. Е., Андриянов Н. А. Исследование точности обнаружения и распознавания сигналов простейших геометрических форм на фоне дважды стохастической модели. *Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения*. 2015;(6):67–71.

10. Васильев К. К., Дементьев В. Е. Алгоритмы оптимального обнаружения сигналов с неизвестными уровнями на многозональных изображениях. В: *Цифровая обработка сигналов и ее применение: труды 8-й Междунар. науч.-техн. конф.* М.; 2006. Т. 2. С. 433–436.

11. Мясников В. В. Локальное порядковое преобразование цифровых изображений. *Компьютерная оптика*. 2015;39(3):397–405. DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-3-397-405

12. Takeda H., Farsiu S, Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction. *IEEE Trans. Image Process.* 2007;16(2):349–366. DOI: 10.1109/tip.2006.888330

13. Васильев К. К., Дементьев В. Е., Андриянов Н. А. Обнаружение протяженных сигналов на фоне дважды стохастических изображений. *Радиотехника*. 2016;(9):23–27.

14. Roth S., Black M. J Fields of experts. *International Journal of Computer Vision*. 2009;82(2):205–229. DOI: 10.1007/s11263-008-0197-6

15. Andriyanov N. A., Vasiliev K. K., Dementiev V. E. Anomalies detection on spatially inhomogeneous polyzonal images. *CEUR Workshop Proceedings*. 2017;1901:10–15. DOI: 10.18287/1613-0073-2017-1901-10-15

16. Васильев К. К. *Прием сигналов при мультипликативных помехах*. Саратов: Изд-во Саратов. ун-та; 1983.

References

1. Vasiliev K. K., Dementiev V. E. *Presentation and processing of satellite multi-zone images*. Ulyanovsk: Ulyanovsk State Technical University; 2017. Available at: <http://venec.ulstu.ru/lib/disk/2017/206.pdf> (In Russ.)
2. Denisova A. Yu., Sergeev V. V. Identification of a linear model for observing images obtained by remote sensing of the Earth using geoinformation data. *Computer Optics*. 2015;39(4):557–563. Available at: <http://www.computeroptics.smr.ru/KO/PDF/KO39-4/390416.pdf> (In Russ.)
3. Tashlinsky A. G. *Estimation of the parameters of spatial deformations of image sequences*. Ulyanovsk: Ulyanovsk State Technical University; 2000. Available at: http://tk.ulstu.ru/lib/books/deform_1.pdf (In Russ.)
4. Vasiliev K. K., Dementiev V. E., Andriyanov N. A. Analysis of the efficiency of nonlinear filtering of multizone satellite images and their sequences. In: *Intellectualization of information processing: Proceedings of the 12th International Conference. Moscow, Gaeta (Italy), October 8–12, 2018*. Moscow: TORUS PRESS; 2018, pp. 136–137. (In Russ.) DOI: 10.30826/IDP201862
5. Andriyanov N. A. Software complex for detecting deterministic signals in simulated images. In: *Actual problems of physical and functional electronics Materials of the 21st All-Russian Youth Scientific School-Seminar. Ulyanovsk, December 4–6, 2018*. Ulyanovsk; 2018, pp. 100–102. (In Russ.)
6. Andriyanov N. A., Gavrilina Yu. N. A numerical method for estimating the probabilistic parameters of a signal simulated by doubly stochastic model. In: *Actual problems of physical and functional electronics Materials of the 21st All-Russian Youth Scientific School-Seminar. Ulyanovsk, December 4–6, 2018*. Ulyanovsk; 2018, pp. 103–105. (In Russ.)
7. Andriyanov N. A., Gavrilina Yu. N. Pseudo-gradient search for gaps in a signal and adaptive filtering of such a signal. *Radioelektronnaya tekhnika = Radioelectronic Engineering*. 2018;(1):136–138. (In Russ.)
8. Andriyanov N. A., Kutuzov V. I. Application of the algorithm for detecting one-dimensional extended anomalies to mixed models of random fields. *Sovremennye problemy proektirovaniya, proizvodstva i ekspluatatsii radiotekhnicheskikh sistem = Modern problems of design, production and operation of radio systems*. 2016;(1):123–127. (In Russ.)
9. Vasiliev K. K., Dementiev V. E., Andriyanov N. A. Investigation of the accuracy of detection and recognition of signals of simple geometric shapes against the background of a doubly stochastic model. *Voprosy radioelektroniki. Seriya: Tekhnika televideniya = Issues of Radio Electronics. Series: Technique of Television*. 2015;(6):67–71. (In Russ.)
10. Vasiliev K. K., Dementyev V. E. Algorithms for the optimal detection of signals with unknown levels in multi-zone images. In: *Digital signal processing and its application: proceedings of 8th int. scientific and technical conf.* Moscow; 2006. Vol. 2, pp. 433–436. (In Russ.)

11. Myasnikov V. V. Local ordinal conversion of digital images. *Computer Optics*. 2015;39(3):397–405. (In Russ.) DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-3-397-405

12. Takeda H., Farsiu S, and Milanfar P. Kernel regression for image processing and reconstruction. *IEEE Trans. Image Process.* 2007;16(2):349–366. DOI: 10.1109/tip.2006.888330

13. Vasiliev K. K., Dementiev V. E., Andriyanov N. A. Detection of extended signals on the background of doubly stochastic images. *Radiotekhnika = Radioengineering*. 2016;(9):23–27. (In Russ.)

14. Roth S., Black M. J Fields of experts. *International Journal of Computer Vision*. 2009;82(2):205–229. DOI: 10.1007/s11263-008-0197-6

15. Andriyanov N. A., Vasiliev K. K., Dementiev V. E. Anomalies detection on spatially inhomogeneous polyzonal images. *CEUR Workshop Proceedings*. 2017;1901:10–15. DOI: 10.18287/1613-0073-2017-1901-10-15

16. Vasiliev K. K. *Reception of signals at multiplicative noise*. Saratov: Saratov University; 1983. (In Russ.)

Информация об авторах

Андрьянов Никита Андреевич, кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры телекоммуникаций, Ульяновский государственный технический университет, Россия, 432027, г. Ульяновск, ул. Северный Венец, 32; старший преподаватель кафедры авиационной техники, Ульяновский институт гражданской авиации имени Главного маршала авиации Б. П. Бугаева, Россия, 432071, г. Ульяновск, ул. Можайского, 8/8; e-mail: nikita-and-nov@mail.ru.

Гаврилина Юлия Николаевна, аспирант кафедры телекоммуникаций, Ульяновский государственный технический университет, Россия, 432027, г. Ульяновск, ул. Северный Венец, 32.

Information about the authors

Nikita A. Andriyanov, Candidate of Technical Sciences, Senior Lecturer, Department of Telecommunications, Ulyanovsk State Technical University, 32, Severny Venets St., Ulyanovsk, 432027, Russia; Senior Lecturer, Department of Aviation Engineering, Ulyanovsk Institute of Civil Aviation named after the Chief Marshal of Aviation B. P. Bugaev, 8/8, Mozhaikogo St., Ulyanovsk, 432071, Russia; e-mail: nikita-and-nov@mail.ru.

Yulia N. Gavrilina, postgraduate, the Department of Telecommunications, Ulyanovsk State Technical University, 32, Severny Venets St., Ulyanovsk, 432027, Russia.

Поступила / Received: 10.10.2019

Принята в печать / Accepted: 15.01.2020